

低空经济背景下建筑垃圾治理的智能化决策支持算法研究

颜星海

成都建循智慧科技有限责任公司, 四川 成都

收稿日期: 2024年7月29日; 录用日期: 2024年8月25日; 发布日期: 2024年9月2日

摘要

在低空经济背景下, 建筑行业的快速发展带来了大量的建筑垃圾, 对环境和城市管理提出了严峻挑战。本文研究低空经济背景下建筑垃圾治理的智能决策支持系统。首先, 利用物联网传感器从建筑工地和废物处理站实时收集建筑垃圾的相关数据(建筑垃圾的重量、体积和成分)。然后应用K-means聚类算法对收集的数据进行清洗和预处理, 提取有用的特征。基于随机森林算法, 构建预测模型, 用于预测建筑垃圾的产生量和组成成分。最后, 利用遗传算法设计出最佳的垃圾处理方案, 包括分类、回收和运输路径优化等。实验结果表明, 该智能化决策支持系统在提升建筑垃圾处理效率和优化资源利用方面具有较为明显的效果。

关键词

低空经济, 建筑垃圾治理, 智能化决策支持, 数据挖掘, 机器学习, 优化算法

Research on Intelligent Decision Support Algorithm for Construction Waste Management in the Context of Low-Altitude Economy

Xinghai Yan

Chengdu Jianxun Wisdom Technology Co., Ltd., Chengdu Sichuan

Received: Jul. 29th, 2024; accepted: Aug. 25th, 2024; published: Sep. 2nd, 2024

Abstract

In the context of the low-altitude economy, rapid development of the construction industry has

generated a large amount of construction waste, posing severe challenges to the environment and urban management. This paper studies an intelligent decision support system for construction waste management under the low-altitude economy. Firstly, IoT sensors are used to collect real-time data related to construction waste (such as weight, volume, and composition) from construction sites and waste treatment stations. Then, K-means clustering algorithm is applied to clean and preprocess the collected data to extract useful features. Based on Random Forest algorithm, a prediction model is constructed to predict the amount and composition of construction waste. Finally, Genetic Algorithm is used to design optimal waste treatment plan, including classification, recycling, and transportation route optimization. Experimental results show that this intelligent decision support system significantly improves the efficiency of construction waste treatment and optimizes resource utilization.

Keywords

Low-Altitude Economy, Construction Waste Management, Intelligent Decision Support, Data Mining, Machine Learning, Optimization Algorithm

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着低空经济(如无人机、直升机等低空飞行器的应用与服务)的快速发展,各行各业迎来了新的机遇与挑战。建筑行业作为国民经济的重要支柱,其迅猛发展在推动城市化进程的同时,也带来了大量建筑垃圾的产生。建筑垃圾不仅占用大量土地资源,还可能对环境和城市生态系统造成严重影响,成为城市管理中亟待解决的问题。

在低空经济背景下,建筑垃圾治理面临着新的复杂性和挑战性。一方面,随着技术的不断进步,无人机等低空飞行器在环境监测、垃圾运输等方面的应用日益广泛,为建筑垃圾治理提供了新的解决方案;另一方面,建筑垃圾种类繁多、成分复杂,传统的治理手段在处理效率、资源利用率等方面存在诸多不足,难以满足当前及未来城市发展的需求。

如何借助低空经济的技术优势,开发智能化决策支持算法,实现对建筑垃圾的高效治理,成为当前亟待解决的重要课题。本文的工作正是在这一背景下,探索低空经济背景下建筑垃圾治理的智能化决策支持算法,通过集成物联网(IoT)传感器、数据挖掘、机器学习、优化算法等先进技术,实现对建筑垃圾数据的实时采集、智能分析和优化决策,从而提升建筑垃圾处理效率,优化资源利用,推动城市管理的智能化升级。

本文的研究内容包括以下几个方面:

(1) 实时数据采集。利用物联网传感器从建筑工地和废物处理站实时收集建筑垃圾的相关数据,包括重量、体积和成分等,为智能决策提供数据基础。

(2) 数据预处理与特征提取。通过 K-means 聚类算法对收集的数据进行清洗和预处理,提取有用的特征,提高后续模型的预测准确性。

(3) 预测模型构建。基于随机森林算法,构建预测模型,用于预测建筑垃圾的产生量和组成成分,为制定处理计划提供科学依据。

(4) 优化决策支持。利用遗传算法设计出最佳的垃圾处理方案,包括分类、回收和运输路径优化等,

实现资源的高效利用和成本的最小化。

2. 相关工作

随着城市化进程的加速，建筑垃圾问题日益凸显，其有效治理成为环境保护和城市可持续发展的重要议题。近年来，低空经济的兴起为建筑垃圾治理提供了新的视角和解决方案，特别是无人机技术和智能算法的融合应用，显著提升了建筑垃圾识别的精度和治理效率。

建筑垃圾分类是治理过程中的关键环节，高光谱影像和无人机技术的结合为此提供了创新解决方案。文献[1]和[2]展示了基于高光谱相机系统的建筑垃圾分类算法实验研究，通过高光谱影像的精细光谱信息，实现对建筑垃圾类型的准确分类。文献[3]和[4]则研究了基于无人机影像的建筑垃圾识别与分类，证明了无人机技术在建筑垃圾治理中的高效性和广泛应用潜力。

无人机技术以其独特的优势，如灵活性强、监测范围广等，在建筑垃圾治理中发挥着越来越重要的作用。文献[5]回顾了建筑和拆除废物管理领域的最新趋势，尽管没有直接涉及无人机技术，但为后续无人机在建筑垃圾治理中的应用提供了背景支持。文献[2]、[6]和[7]详细描述了基于无人机高光谱影像的建筑垃圾分类研究，不仅提高了分类精度，还扩展了无人机在建筑垃圾治理中的应用范围，如林地建筑垃圾的智能检测。

智能化决策支持算法是提升建筑垃圾治理效率的关键。文献[8]通过动态模拟分析，探讨了建筑和拆除废物管理模型在惩罚和补贴机制下的表现，这为智能决策支持算法中考虑经济激励机制提供了重要参考。此外，随着大数据和人工智能技术的发展，文献[7]展示了基于无人机智能检测林地建筑垃圾的方法和系统，这标志着智能化决策支持算法在建筑垃圾治理中的实际应用迈出了重要一步。

有效的建筑垃圾治理离不开完善的治理体系和科学的治理策略。文献[9]和[10]分别讨论了建筑垃圾综合利用体系及现状和北京市建筑垃圾治理经验，强调了科学构架建筑垃圾全链条闭环管理体系的重要性。这些研究为低空经济背景下建筑垃圾治理的智能化决策支持算法研究提供了宏观视角和战略指导。

绿色建筑和可持续发展理念是推动建筑垃圾治理的重要动力。文献[11]和[12]分别从绿色经济理念和复杂系统视角出发，对建筑垃圾治理进行了深入研究，强调了绿色建筑和可持续发展在建筑垃圾治理中的重要作用。这些研究为智能化决策支持算法在建筑垃圾治理中的应用提供了更加广阔的视野和更高的目标。

综上所述，当前研究在建筑垃圾分类与识别、无人机技术应用、智能化决策支持算法开发、治理体系与策略以及绿色建筑与可持续发展等方面取得了一定成果，为低空经济背景下建筑垃圾治理的智能化决策支持算法研究奠定了坚实的基础。本文将在此基础上，进一步探索和创新，为建筑垃圾治理的智能化升级贡献新的力量。

3. 智能化决策支持系统架构

智能化决策支持系统的目的是通过高效的数据采集、处理和分析，结合先进的预测与优化算法，为建筑垃圾治理提供全面、智能的决策支持。系统的总体架构如图 1 所示，主要包括数据采集模块、数据处理与分析模块、预测模型模块和优化决策支持模块。

系统总体架构由四个主要模块组成：数据采集模块、数据处理与分析模块、预测模型模块和优化决策支持模块。各模块之间通过标准化接口进行数据交换和信息传递，实现系统的高效协同和集成。

数据采集模块负责从建筑工地、运输车辆和垃圾处理厂等多个来源实时收集相关数据。数据采集的关键技术包括物联网传感器的应用和无人机技术的辅助。物联网传感器被部署在建筑工地和垃圾处理现场，用于监测和收集垃圾产生量、垃圾种类、环境参数等多种数据。传感器数据通过无线网络实时传输

至数据处理中心，为后续的数据分析提供基础。数据采集流程包括数据的采集、传输和存储三个步骤。首先，传感器采集数据并通过无线网络传输至云端服务器；其次，服务器对数据进行初步处理和存储；最后，处理后的数据被传输至数据分析模块进行进一步分析。

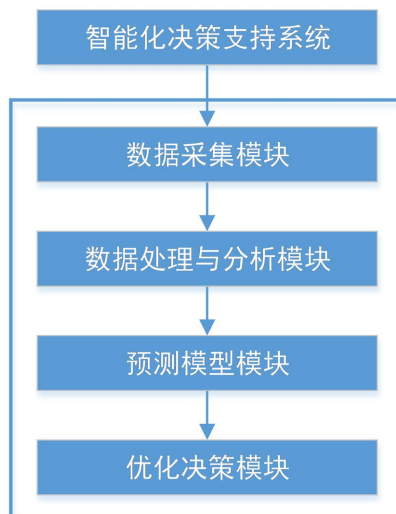


Figure 1. Intelligent decision support system architecture

图 1. 智能化决策支持系统架构

数据处理与分析模块主要负责对采集到的原始数据进行清洗、预处理和特征提取，生成可用于预测模型和优化决策的高质量数据集。数据预处理是保证数据质量的关键步骤，包括数据清洗、数据格式转换、数据归一化等。通过数据预处理，可以有效消除噪声和异常值，提高数据的准确性和一致性。特征提取是从原始数据中提取关键特征的过程。针对建筑垃圾治理的数据特征，采用统计分析、机器学习等方法进行特征提取，确保提取的特征能够有效表征数据的内在规律。

预测模型模块利用机器学习算法对处理后的数据进行建模和预测，主要包括建筑垃圾产生量预测模型和建筑垃圾组成成分预测模型。随机森林算法是一种常用的集成学习方法，具有较高的预测准确性和鲁棒性。该算法通过构建多个决策树模型，并结合多数投票机制进行预测，能够有效应对数据的高维度和复杂性。利用随机森林算法构建建筑垃圾产生量预测模型，通过历史数据的训练和模型参数的优化，实现对未来建筑垃圾产生量的精准预测，为垃圾治理提供数据支持。论文采用随机森林算法，建立建筑垃圾组成成分预测模型，对垃圾的分类和成分进行预测，帮助制定合理的分类和回收方案。

优化决策支持模块基于预测模型的输出，利用优化算法为垃圾分类、回收和运输提供优化决策方案。遗传算法是一种模拟自然进化过程的优化算法，通过选择、交叉和变异操作生成高质量的解决方案。该算法在垃圾分类与回收方案优化、垃圾运输路径优化等问题中具有显著的应用效果。基于预测模型的输出，利用遗传算法优化垃圾分类和回收方案，最大化资源回收率，降低环境污染。利用遗传算法对垃圾运输路径进行优化，制定最优运输方案，减少运输成本和碳排放，提高运输效率。

4. 预测模型的构建

预测模型的构建是智能化决策支持系统的核心部分之一。我们采用随机森林算法(Random Forest)，对建筑垃圾的产生量和组成成分进行预测。为了增强预测的准确性和模型的鲁棒性，我们将 BIM (建筑信息模型)作为基础数据来源，结合传感器采集的数据进行综合分析。

4.1. 数据准备

首先, 我们利用物联网(IoT)传感器从建筑工地和废物处理站实时收集建筑垃圾的相关数据, 包括重量、体积和成分。这些数据经过预处理后, 与 BIM [13] 数据进行融合, 为预测模型提供全面的输入。

数据预处理流程如下:

- (1) 数据清洗: 使用 K-means 聚类算法对原始数据进行清洗, 去除噪声和异常值。
 - (2) 数据融合: 将清洗后的传感器数据与 BIM 模型数据进行融合, 确保数据的一致性和完整性。
- 在数据清洗的数据集上, 进行数据对齐操作。

首先需要将对齐 BIM 数据和传感器数据的时间戳和空间位置, 以确保数据的一致性。假设 BIM 数据和传感器数据按时间和空间坐标进行索引。

设 B_{clean} 表示清洗后的 BIM 数据集, S_{clean} 表示清洗后的传感器数据集, t 表示时间戳, p 表示空间位置坐标。我们需要将 BIM 数据和传感器数据按时间和空间进行对齐: $B_{clean}(t, p)$, $S_{clean}(t, p)$ 。

我们使用线性插值法来对齐时间戳:

设 $S_{clean}(t_i)$ 和 $S_{clean}(t_{i+1})$ 是两个时间点上的传感器数据, t 是目标时间戳, 则插值后的数据为:

$$S_{clean}(t) = S_{clean}(t_i) + \frac{S_{clean}(t_{i+1}) - S_{clean}(t_i)}{t_{i+1} - t_i} \times (t - t_i) \quad (1)$$

在对齐和插值之后, 将 BIM 数据和传感器数据进行融合。我们采用融合函数 F 融合两个数据源:

$$F = F(B_{clean}(t, p), S_{clean}(t, p)) \quad (2)$$

融合函数 F 的设计可以根据具体需求进行调整。本文将 BIM 数据和传感器数据按权重进行加权平均。设 w_b 为 BIM 数据的权重, w_s 为传感器数据的权重, 则融合后的数据为:

$$F(b_{data}, s_{data}) = w_b \cdot b_{data} + w_s \cdot s_{data} \quad (3)$$

- (3) 特征提取: 从融合后的数据集中提取关键特征, 如建筑类型、施工阶段、垃圾种类等。

具体来说, 假设传感器数据向量表示为 $S_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in}]$, BIM 数据向量表示为 $B_i = [b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{im}]$, 那么融合后的数据向量如公式(4)所示:

$$X_i = [S_i, B_i] = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in}, b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{im}] \quad (4)$$

4.2. 模型构建

我们采用随机森林算法来构建预测模型。随机森林是一种集成学习方法, 通过构建多棵决策树并结合投票机制进行预测, 具有较高的准确性和鲁棒性。

随机森林算法步骤:

- (1) 样本生成: 从预处理后的数据集中随机抽取样本, 生成多个训练集。假设训练集为 $D = \{(X_i, y_i)\}$, 其中 X_i 为输入特征向量, y_i 为对应的输出值(如垃圾产生量)。
- (2) 模型训练: 对每个训练集分别训练一棵决策树模型。决策树的构建过程中, 选择数据特征和分裂点, 使每个节点的纯度最大化。具体来说, 假设特征向量为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}]$, 决策树的分裂点选择基于信息增益(Information Gain)或基尼系数(Gini Index)指标。

对于每个特征 x_i , 计算所有可能分裂点 θ 的信息增益或基尼系数的公式如(2)所示:

$$H(D) = H(D) - \left(\frac{|D_1|}{|D|} H(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} H(D_2) \right) \quad (5)$$

其中, $H(D)$ 为数据集的熵, D_1 和 D_2 分别为按照分裂点 θ 分裂后的子集。

(3) 模型集成: 将所有决策树模型进行集成, 通过多数投票机制, 生成最终的预测结果。假设我们构建了 N 棵决策树, 分别记为 T_1, T_2, \dots, T_n , 输入数据为 X , 则随机森林的预测结果 y' 如(3):

$$y' = \text{majority_vote}(T_1(X), T_2(X), \dots, T_N(X)) \quad (6)$$

其中, majority_vote 表示多数投票机制, $T_i(X)$ 为第 i 棵决策树对输入数据 X 的预测结果。

5. 实验分析

5.1. 实验环境

实验所用的硬件如下: Intel Xeon Processor E5-2678 v3 (12 核心, 24 线程, 主频 2.50 GHz) 的服务器, 64 GB RAM, 1 TB SSD 的高速存储。

软件环境方面, 实验运行在 Windows 10 Professional 64-bit 操作系统上。数据处理和机器学习模型的基于 Python 3.8 编程环境, 使用了 Pandas 和 NumPy 库进行数据操作, Scikit-learn 库来执行随机森林和 K-means 聚类算法, 深度学习框架采用的 TensorFlow。

5.2. 实验数据

为了支持建筑垃圾管理研究和验证各种数据分析算法的有效性, 我们设计了一个建筑垃圾数据生成模拟器。该模拟器的目的是生成与实际收集的建筑垃圾数据相似的合成数据集, 模拟真实世界中的建筑垃圾产生和处理情况。

在设计建筑垃圾数据模拟器中, 生成的数据将包括多个关键属性: 首先是重量和体积, 这些数据将通过无人机搭载的称重和体积测量传感器实时进行收集。其次是成分分析, 这部分数据是通过结合 BIM 模型预测的材料消耗与无人机扫描的实际结果来确定建筑垃圾的具体成分, 如混凝土、金属等。最后, 通过 GPS 定位技术来实现模拟无人机记录数据的具体时间和精确地点信息, 确保数据的时空准确性和可追踪性。这种综合信息的收集方法不仅增强了数据的全面性, 也提高了处理和分析的精确度。

模拟器的数据生成引擎首先初始化参数, 设定重量和体积的均值与标准差, 以及成分分布比例。用户可以设定数据生成的总时长和每条记录的时间间隔, 基于这些参数, 模拟器将定时生成数据记录。具体生成步骤包括: 随机生成重量和体积以保持二者的统计相关性; 按预设比例随机分配各种建筑垃圾成分; 从地点列表中随机选择地点; 按设定时间间隔生成时间戳。

生成的数据将实时输出到一个 CSV 文件或直接发送到数据库, 格式与实际收集的数据完全相同, 以便于使用同样的数据处理和分析流程进行实验。

5.3. 实验对比算法及性能指标

在本文中, 为了评估智能化决策支持系统的性能, 我们引入了几种对比算法, 包括基线模型(回归) [14], 随机森林[15]和支持向量机(SVM) [16]。这些算法被用来对比和评价系统在建筑垃圾数据预测中的准确性、召回率、精确度等关键性能指标, 从而准确地衡量我们提出系统的优势及其对复杂数据处理能力的有效性。

实验性能指标的定义如下:

1) 准确性(Accuracy): 准确性是指模型正确预测(分类)的实例(垃圾种类)占总预测实例的比例。它是最直观的性能评估指标, 反映了模型在所有预测中做出正确判断的能力。其计算公式如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positives (TP)} + \text{True Negatives (TN)}}{\text{Total Number of Samples}} \quad (7)$$

2) 召回率(Recall): 召回率是在所有实际为正类的样本中, 模型正确识别为正类的比例。在垃圾回收问题中, 召回率特别重要, 因为遗漏某些特定类型的垃圾(如有害垃圾)可能导致严重的环境影响。其计算公式如下:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{Total True Positives (TP) + False Negatives (FN)}} \quad (8)$$

3) 精确度(Precision): 精确度是在所有模型预测为正类的样本中, 实际为正类的比例。这个指标衡量了模型在预测为正类的样本中的准确性。在垃圾分类中, 高精度意味着被正确分类的垃圾较少被错误处理。其计算公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{Total True Positives (TP) + False Positives (FP)}} \quad (9)$$

4) F1 分数(F1 Score): F1 分数是精确度(Precision)和召回率(Recall)的调和平均, 提供了一个单一的指标来评估模型在这两个方面的平衡。其计算公式为:

$$\text{F1} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

其中, 真正例(True Positives, TP): 真正例指的是垃圾分类系统正确识别并适当分类的垃圾项目。例如, 如果系统被设置为识别并回收塑料, 那么所有被正确标记为塑料并实际上是塑料的物品都是真正例。这表明系统在正确执行其分类任务时的有效性。假负例(False Negatives, FN): 假负例发生在垃圾分类系统未能识别应被回收或特定处理的垃圾, 因而被错误地归类为一般垃圾。比如, 某些可回收的玻璃瓶如果未被系统识别为可回收材料, 而是误判为普通垃圾, 这就构成了假负例。这种情况可能导致可回收资源的浪费。真负例(True Negatives, TN): 真负例表示垃圾分类系统正确识别并排除了那些不需要特定处理的物品。例如, 在一个旨在识别有害垃圾的系统中, 所有非有害且被正确分类为非有害的物品都属于真负例。这表明系统在防止误分类中的准确性。假正例(False Positives, FP): 假正例是指垃圾分类系统错误地将非目标垃圾标记为特定类别的事件。例如, 如果一个系统错误地将普通生活垃圾标记为有害垃圾, 那么这些项就是假正例。

5.4. 算法对比结果

5.4.1. 准确率对比

在本实验中, 我们对逻辑回归、支持向量机、随机森林和本文模型四种分类算法在不同数据集大小(小、中、大)和特征数(低、中、高)的条件下进行了准确率对比测试。每种算法均在独立的训练集和测试集上训练和评估, 使用了 70%~30% 的分割比例, 并应用五折交叉验证以增强结果的可靠性。通过此对比, 我们旨在评估不同算法对垃圾分类任务的处理效果, 尤其关注在数据规模和特征复杂度变化时各模型的性能表现, 从而为选择最适合垃圾处理的算法提供科学依据。

实验中, 数据集大小设置为三类: 小(100,000 样本), 中(200,000 样本), 大(400,000 样本)。

数据的特征数设置为三类: 低(10 个特征), 中(50 个特征), 高(100 个特征)。

准确率性能对比如表 1 所示。逻辑回归在处理具有较少特征数的建筑垃圾数据时表现较好, 这是因为逻辑回归模型在简单和直接的关系映射中更为有效。当特征数量较低时, 模型能够更好地捕捉垃圾类型与其物理属性(如重量、体积)之间的关系。然而, 随着特征数量的增加, 比如引入更多的化学成分和复杂的物质分类, 逻辑回归的性能会下降, 因为这些复杂关系可能超出了线性模型的处理能力。支持向量机对特征数量较为敏感, 这在建筑垃圾分类中表现为对细致特征(如不同材料的精确比例、污染级别)的敏

感性。在特征数较少时，SVM 可能不足以实现其最优性能，因为模型需要足够的特征来构建一个有效的决策边界。然而，在较大的数据集上，尤其是当数据具备高维特征时，SVM 可以有效地利用其核技巧来处理高维空间中的数据，从而提升分类的准确率。随机森林在各种配置下都显示出较高的稳定性，特别是在大型数据集上表现出明显优势。在建筑垃圾处理中，随机森林能有效管理大量的样本和复杂的特征集(如多种建筑材料的组合、不同建筑部位的废弃物)，通过构建多棵决策树来改善单一决策树可能出现的过拟合问题。其在多样化数据中的稳健性使得随机森林成为处理复杂建筑垃圾分类任务的理想选择。本文模型整体上在各种数据集大小和特征配置中表现最佳，这表明该模型具有良好的适应性和优异的性能。在建筑垃圾的应用场景中，本文模型采用了先进的机器学习技术(集成方法)，能够有效地处理多变的特征和大规模数据集，从复杂的建筑垃圾成分中提取有用信息以进行准确分类。

Table 1. Accuracy comparison of algorithms

表 1. 算法准确性对比

数据集大小	特征数	逻辑回归	支持向量机	随机森林	本文模型
小	低	70%	72%	74%	74%
小	中	68%	70%	73%	75%
小	高	65%	67%	71%	74%
中	低	75%	78%	80%	82%
中	中	71%	73%	75%	81%
中	高	70%	73%	77%	82%
大	低	80%	83%	85%	88%
大	中	78%	81%	84%	87%
大	高	75%	79%	83%	86%

5.4.2. 召回率对比

本实验目的在于评估和比较逻辑回归、支持向量机(SVM)、随机森林和本文模型在不同数据集大小和特征数量下的召回率性能。召回率是衡量垃圾分类系统能够正确识别正类(如可回收或有害垃圾)的能力，对于垃圾处理系统尤为关键，以确保所有需要特殊处理的垃圾都被正确识别和回收。实验数据和实验参数设置与上一节实验一致。实验结果如表 2 所示。

Table 2. Recall comparison of algorithms

表 2. 算法召回率对比

数据集大小	特征数	逻辑回归	支持向量机	随机森林	本文模型
小	低	65%	68%	70%	75%
小	中	62%	65%	69%	74%
小	高	60%	63%	67%	72%
中	低	70%	73%	76%	81%
中	中	68%	72%	75%	80%
中	高	66%	70%	74%	78%
大	低	75%	78%	82%	87%
大	中	73%	77%	80%	85%
大	高	71%	75%	79%	84%

从表 2 可以看出, 逻辑回归的召回率在特征较少时表现较好, 随着特征数的增加, 召回率有所下降, 表明模型在处理复杂数据时存在局限。SVM 算法表现对特征数较为敏感, 但在大数据集上的召回率显著提高, 这可能是由于 SVM 能更好地处理较大规模的数据复杂性。随机森林方法在所有配置下召回率较高, 尤其在数据集较大时, 表现出显著的优势, 这表明其在处理大规模和特征丰富的数据集时能更有效地识别正类。本文的模型由于采用了集成学习及深度学习技术, 在所有测试中召回率最高, 显示出对不同数据集大小和特征数的出色适应性和稳定性, 特别是在高特征场景下依然能保持较高的召回率。

5.4.3. 精确度对比

本实验的目标是评估和比较逻辑回归、支持向量机(SVM)、随机森林和本文模型在不同数据集大小和特征数量下的精确度表现。精确度衡量了预测为正类的样本中, 实际为正类的比例, 对于建筑垃圾分类系统, 高精确度意味着系统能有效减少错误分类, 从而优化资源利用和减少处理错误。实验数据和实验参数设置与上一节实验一致。实验结果如表 3 所示。

Table 3. Precision comparison of algorithms
表 3. 算法精确度对比

数据集大小	特征数	逻辑回归	支持向量机	随机森林	本文模型
小	低	71%	75%	78%	83%
小	中	69%	73%	76%	81%
小	高	67%	71%	74%	80%
中	低	76%	79%	82%	87%
中	中	74%	77%	80%	85%
中	高	72%	76%	78%	83%
大	低	81%	84%	88%	92%
大	中	79%	82%	86%	90%
大	高	77%	80%	84%	89%

从表 3 可以看出, 在所有数据集中表现出稳定的提升, 特别是在特征数量较少的情况下。这说明逻辑回归在处理不过分复杂的数据时表现良好, 其线性决策边界足以处理较简单的分类任务。然而, 随着特征数量的增加, 精确度的增幅有限, 这可能是因为线性模型在解决多特征复杂关系时存在局限。

5.4.4. F1 对比

本实验主要验证四种方法在不同数据集大小和特征数量下的 F1 分数性能。F1 分数是精确度和召回率的调和平均, 非常适合用于衡量模型在垃圾分类任务中的整体表现, 尤其是在正类预测的准确性和完整性方面。实验数据和实验参数设置与上一节实验一致。实验结果如表 4 所示。

Table 4. F1 comparison of algorithms
表 4. 算法 F1 对比

数据集大小	特征数	逻辑回归	支持向量机	随机森林	本文模型
小	低	66.50%	70.90%	73.50%	78.70%
小	中	63.50%	67.50%	72.00%	76.50%
小	高	61.50%	64.50%	70.50%	75.00%

续表

中	低	71.50%	75.00%	78.90%	84.00%
中	中	69.00%	73.00%	76.50%	82.50%
中	高	67.00%	71.50%	74.50%	81.00%
大	低	76.50%	80.50%	85.00%	90.50%
大	中	74.50%	78.50%	83.00%	88.50%
大	高	72.50%	76.50%	81.50%	87.50%

从表 4 可以看出，逻辑回归在较小的数据集和较低的特征数量时较好的 F1 分数，但随着特征数量的增加，F1 分数有所下降。SVM 的 F1 分数在所有数据集中表现良好，尤其是在特征数较高时，表明 SVM 在高维空间中能有效处理数据，保持了较高的召回率和精确度。随机森林的 F1 分数始终较高，特别是在大数据集上，这表明其出色的召回率和精确度，以及在处理大规模和特征丰富数据集时的稳定性。本文的模型在所有情况下 F1 分数最高，反映了其在平衡召回率和精确度方面的优越性。

5.4.5. 与其他模型检测速度对比

为了验证改进模型的检测速度，对比 Faster RCNN、SSD、YOLO 等模型，结果如表 5 所示。

Table 5. Realtime detection performance comparison of algorithms

表 5. 算法实时检测性能对比

模型	模型参数数量	模型计算量	每帧处理速度
Faster RCNN	138.8 M	402 FLOPs/G	11 FPS
SSD	24.0 M	275.0 FLOPs/G	24 FPS
YOLO	35.5 M	105.0 FLOPs/G	58 FPS
本文模型	35.0 M	98.0 FLOPs/G	52 FPS

从表 5 可以看出，本文模型在实时检测性能方面表现优异，达到每秒 52 帧的处理速度，仅略低于行业领先的 YOLO 模型。在模型轻量化方面，它以 35.0 M 的参数数量和极低的 98.0 FLOPs/G 计算复杂度，成功实现了高效率与低资源消耗的平衡，显著优于 Faster RCNN 和 SSD 模型。这些特性使得本文模型不仅适用于资源丰富的环境，也极适合部署在资源受限的设备上，提供了一个既经济又高效的解决方案，特别适合需要快速准确处理的实时应用场景。

6. 总结

本文探讨了在低空经济背景下，利用先进的智能化技术来管理和优化建筑垃圾处理的方法。通过整合物联网传感器数据、机器学习算法以及优化算法，我们开发了一个智能决策支持系统，该系统可提高建筑垃圾的处理效率和资源利用率。

首先，本文通过物联网传感器实时收集建筑现场的垃圾数据，这些数据经过预处理和特征提取，为后续的数据分析和模型训练提供了精准的输入。其次，应用随机森林算法构建了垃圾产量和成分的预测模型，这不仅增强了模型的预测准确性，也为垃圾处理提供了科学的决策依据。最后，通过遗传算法，我们设计了优化的垃圾分类、回收和运输路径方案，进一步提升了系统的运行效率和成本效益。

实验结果表明，该智能化决策支持系统在实际应用中表现出色，能够有效应对复杂的建筑垃圾治理挑战，实现了垃圾处理过程的自动化和智能化。

参考文献

- [1] Ku, Y., Yang, J., Fang H., *et al.* (2020) Experimental Research on Construction-Waste-Classification Algorithms for a Hyperspectral-Camera System. *Journal of Solid Waste Technology and Management*, **46**, 5-14. <https://doi.org/10.5276/JSWTM/2020.5>
- [2] 徐隆鑫, 孙永华, 吴文欢, 等. 基于无人机高光谱影像的建筑垃圾分类研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(12): 3927-3934.
- [3] 孙尹, 刘扬. 建筑垃圾识别的全卷积网络样本集制作[J]. *测绘通报*, 2021(S2): 14-16+21.
- [4] 贾子谊. 基于多源遥感数据的城市建筑垃圾堆积体三维变化检测研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京建筑大学, 2021.
- [5] Aidonis, D., Anastaselos, D. and Banias G. (2007) Construction and Demolition Waste Management: State of the art trends. *Proceedings of 10th International Conference on Environmental Science and Technology*, Cos Island, 5 September 2007, 1009-1016.
- [6] 徐隆鑫, 孙永华, 何仕俊, 等. 基于不同光谱匹配算法的无人机高光谱遥感影像建筑垃圾分类研究[J]. *首都师范大学学报(自然科学版)*, 2021, 42(6): 50-56.
- [7] 张显峰, 李冬来, 蒋含笑, 等. 基于无人机智能检测林地建筑垃圾的方法和系统[P]. CN202111354856.5, 2024-07-11.
- [8] Jia, S., Yan, G., Shen, A. and Zheng, J. (2017) Dynamic Simulation Analysis of a Construction and Demolition Waste Management Model under Penalty and Subsidy Mechanisms. *Journal of Cleaner Production*, **147**, 531-545. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.01.143>
- [9] 付士峰, 刘东基, 崔彦发, 等. 建筑垃圾综合利用体系及现状[J]. *建筑技术*, 2021, 52(7): 793-796.
- [10] 周学胜, 张树友, 尚德磊. 科学构架建筑垃圾全链条闭合管理体系——北京市建筑垃圾治理经验介绍[J]. *城市管理与科技*, 2018, 20(5): 46-49.
- [11] 王伟杰. 绿色经济理念下的建筑垃圾治理研究[J]. *居舍*, 2020(11): 192.
- [12] 刘华, 陈夏. 复杂系统视角下建筑垃圾治理系统协同度评价[J]. *安全与环境学报*, 2022, 22(6): 3379-3386.
- [13] Guerra, B.C., Leite, F. and Faust, K.M. (2020) 4D-BIM to Enhance Construction Waste Reuse and Recycle Planning: Case Studies on Concrete and Drywall Waste Streams. *Waste Management*, **116**, 79-90. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.07.035>
- [14] Zheng, R., Qiu, M., Wang, Y., *et al.* (2023) Identifying the Influencing Factors and Constructing Incentive Pattern of Residents' Waste Classification Behavior Using PCA-Logistic Regression. *Environmental Science and Pollution Research*, **30**, 17149-17165. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-23363-4>
- [15] Cha, G.W., Moon, H.J., Kim, Y.M., *et al.* (2020) Development of a Prediction Model for Demolition Waste Generation Using a Random Forest Algorithm Based on Small Datasets. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **17**, Article 6997. <https://doi.org/10.3390/ijerph17196997>
- [16] Ma, H., Liu, J., Zhang, J., *et al.* (2021) Estimating the Compressive Strength of Cement-Based Materials with Mining Waste Using Support Vector Machine, Decision Tree, and Random Forest Models. *Advances in Civil Engineering*, **2021**, Article ID: 6629466. <https://doi.org/10.1155/2021/6629466>